

基于神经网络的冷轧带钢表面缺陷检测

刘红冰 康戈文

(电子科技大学自动化工程学院, 成都 610054)

摘要 带钢表面缺陷是影响带钢质量的重要因素, 对带钢进行表面缺陷检测对提高带钢质量具有重要意义。传统人工检测的方法往往不能得到令人满意的检测结果。为此, 提出了采用基于前馈神经网络(FFN)的方法对在线带钢的表面缺陷进行检测, 检测结果令人满意, 表明了该方法的有效性。

关键词 缺陷检测 神经网络 冷轧带钢 图像处理 机器视觉

中图分类号: TP183 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2005)10-1310-04

Surface Defects Inspection of Cold Rolled Strips Based on Neural Network

LIU Hong-bing, KANG Ge-wen

(School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054)

Abstract Defects on the surface of steel strips are main factors to evaluate quality of steel strips, and surface inspection is of great importance to improve quality of steel strips. Traditional surface inspection by human inspectors is far from satisfactory. In this paper, an approach to detect real-time surface defects of steel strips based on feed-forward neural network(FFN) is discussed. The experiments show that the method is effective.

Keywords defect detection, neural network, cold rolled strips, image processing, machine vision

1 引言

表面缺陷是影响带钢质量的重要因素, 表面缺陷检测对提高带钢的质量具有非常重要的意义。目前, 其检测仍主要由人眼目测来完成, 但存在着很多不足, 如: 劳动强度大且检测结果容易受检测人员主观因素影响; 只能用于检测运行速度较慢的系统中; 置信度低、检测环境恶劣。这些缺点使传统的人工检测方法越来越不适应现代化工业生产的需要, 因而亟需发展快速、准确的带钢表面缺陷的自动检测方法。

目前对于表面质量的检测, 研究较多的是基于傅里叶频谱特征的缺陷检测^[1,2], 但其运算量过大, 且不适合于检测出小块区域上的局部缺陷^[3]。离散正交小波作为一种表面缺陷检测手段^[4,5], 虽然具有较高的速度, 但其对边缘的增强效果并不理想。基于模

型的方法, 包括马尔可夫随机域模型^[6]、聚类模型^[7]和自回归模型^[8]等, 这些模型虽然简单, 但其参数的估计都较困难, 特别是对于非线性算子就更为困难。

神经网络的一个重要特性是它的学习能力, 通过自动调节自身的联系权重, 最终得到希望的输入输出映射。神经网络的学习能力使其特别适合解决模式识别一类的非线性问题, 且一旦学习完成后, 其响应过程简单。因此本文采用神经网络的方法对带钢表面缺陷进行检测。

2 基于前馈神经网络的带钢表面缺陷检测

2.1 特征向量提取

特征是决定相似性和分类的关键, 其有效性对后继处理至关重要, 因此如何找到合适的特征向量就成

收稿日期: 2004-09-15; 改回日期: 2004-12-29

第一作者简介: 刘红冰(1977 ~), 男。2001 年于西南民族学院获电子信息工程专业学士学位, 现在电子科技大学攻读控制理论与控制工程硕士学位。研究方向为模式识别。E-mail: lhb_lxr@163.com

为神经网络应用的核心问题。特征提取的要求是:同一类目标的特征相似性大,不同目标的特征差异性大。

因缺陷的出现会破坏其所在区域灰度值的排布规律,基于此采用图 1 所示 7×7 的窗来提取特征向量,先从带缺陷图像的缺陷区域截取一小块图像,再从无缺陷的图像中截取相同大小的一小块图像,然后从这些小块图像中提取特征向量,提取的方法为用图 1 所示的窗提取上述小块图像中每个像素(图中黑色)和这个像素周围的 24 个像素点(图中灰色)的灰度值组成一个列向量 $x_i = [a_{1i} \ a_{2i} \ \dots \ a_{25i}]^T$,所有这些列向量组成一个特征向量 $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]$ 。然后对特征向量 X 进行归一化,再进行主分量分析进行降维处理,最后把处理后的特征向量的每一列作为一个样本输入神经网络。

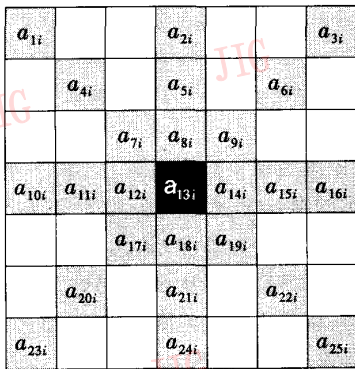


图 1 提取特征向量

Fig. 1 Extraction of feature vector

2.2 主分量分析

高维的特征向量在对神经网络进行训练时将耗费大量的时间,因此需要在计算量和信息量之间进行一个折衷,一方面希望通过降维来减少计算量,另一方面,又希望降维后的向量尽可能的不丢失信息。因此在把特征向量提交神经网络前采用主分量分析的方法(PCA)对特征向量进行降维处理,达到既减少计算量又尽可能少的丢失信息的目的。

主分量分析又叫主成份分析或主元素分析,采用的是把高维信息投影到低维子空间,并保留主要信息的方法。主分量分析的具体算法有多种,如谱分解、奇异值分解、NIPALS 方法等,这里采用的是奇异值分解法。

2.3 前馈神经网络

一个有 j 个输入, M 层,第 m ($m = 1, \dots, M$) 层有 $S^{(m)}$ 个神经元的前馈神经网络^[9]的网络结构如下:

$$n_i^{(m)} = \sum_{j=1}^{S^{(m-1)}} w_{i,j}^{(m)} a_j^{(m-1)} + b_i^{(m)} \quad (1)$$

$$a_j^{(m)} = f(n_j^{(m)})$$

这里, $n_i^{(m)}$ 表示第 m 层的第 i 个神经元的净输入, $a_j^{(m)}$ 表示第 m 层的第 j 个神经元的输出, $w_{i,j}^{(m)}$ 表示第 m 层的第 j 个神经元到第 $m-1$ 层的第 i 个神经元的连接权值, $b_i^{(m)}$ 表示第 m 层的第 i 个神经元的偏置值。

用于带钢表面缺陷检测的前馈神经网络采用两层结构,第 1 层有 5 个神经元,第 2 层有 1 个神经元,如图 2 所示。

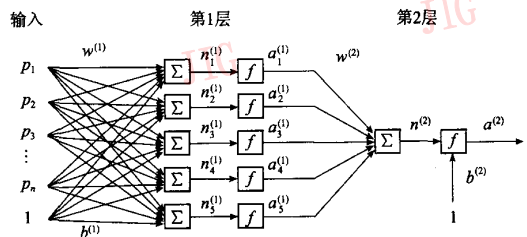


图 2 前馈神经网络结构图

Fig. 2 Structure diagram of feed-forward neural network

由于用于表面缺陷检测时,网络的响应只有“有缺陷”和“无缺陷”,所以选择双曲正切 S 形函数作为神经网络的传输函数,输出 1 对应“无缺陷”,输出 -1 对应“有缺陷”。双曲正切 S 形函数为

$$f(n_i^{(m)}) = \frac{e^{n_i^{(m)}} - e^{-n_i^{(m)}}}{e^{n_i^{(m)}} + e^{-n_i^{(m)}}} \quad m = 1, 2 \quad (2)$$

网络训练采用的是反向传播算法(BP 算法),网络的性能指数是均方误差

$$f(x) = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q (t_q - a_q)^2 \quad (3)$$

这里, Q 是训练样本的个数, t_q 是第 q 个样本的理想输出, a_q 是第 q 个样本的实际输出。权值更新采用的是快速收敛的雅可比算法(LM 算法)^[9]。

2.4 网络的训练和使用

用于训练的特征向量是用 2.1 节所述方法从获取的图像中,带缺陷图像的缺陷区域提取 25×15 大小的图像块和无缺陷图像中提取相同大小的图像块来获取的,每一组特征向量进行前期主分量分析处理后提交图 2 所示的神经网络训练,网络训练时,特征向量的每一列作为一个训练样本输入网络,权值更新采用的是周期更新,即处理完训练集中所有样本之后再对权值进行更新。神经网络的训练参数

是,初始学习速率 0.001,最大迭代次数 1 000 次,目标误差 0.02,最小梯度值 1×10^{-10} 。神经网络训练完毕后,即可对同类缺陷进行检测,将待检测图像经过特征向量提取和主分量分析处理后提交网络进行缺陷检测,输出图像经过 3×3 中值滤波器进行滤波处理后,输出最终检测结果。网络训练和使用的流程图如图 3 所示。

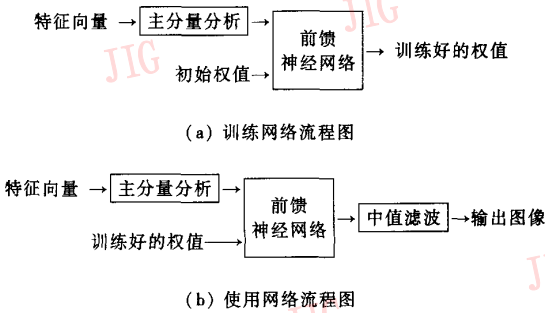


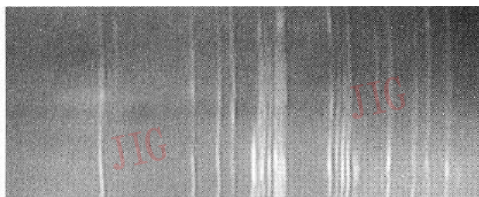
图 3 神经网络流程图

Fig. 3 Flow diagram of neural network

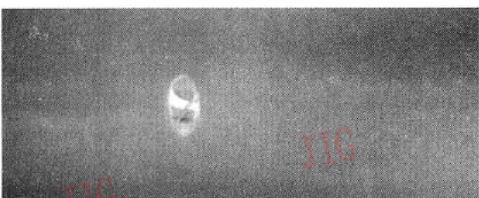
3 实验结果

图 4 是一组从国内某大型钢铁企业冷轧钢生产现场在线采集的缺陷图像,采集图像的分辨率为 720×550 像素点。用本文算法对缺陷图像进行检测,检测结果如图 5 所示。

检测时所有检测图像均采用灰度图,分别从两幅图像缺陷区域中截取一小块 10×15 像素大小的



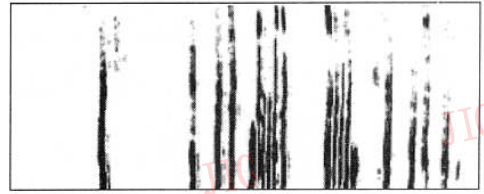
(a) 带有擦伤缺陷的带钢表面图像



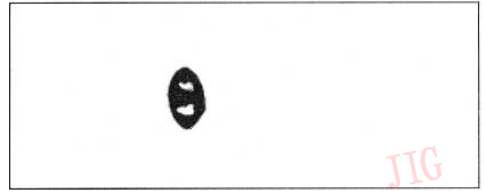
(b) 带有孔洞缺陷的带钢表面图像

图 4 用于检测的缺陷图像

Fig. 4 The images for defect detection



(a) 擦伤缺陷的检测结果图像



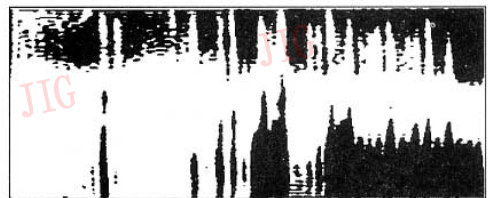
(b) 孔洞缺陷的检测结果图像

图 5 采用本文算法进行检测的结果

Fig. 5 The resulting images for defect detection using the arithmetic of this paper

图像,从无缺陷图像中截取相同大小的一小块图像,用图 1 所示的窗从上述小块图像中提取出 25×108 维的特征向量,经主分量分析 (PCA) 后提交神经网络训练,训练时特征向量的每一列作为一个训练样本输入网络,权值更新采用周期更新,最后把整幅图像提交网络进行缺陷检测。

图 6 是用文献[2]算法进行检测的结果,和图 5 进行比较可看出,本文算法具有更好的检测效果。



(a) 擦伤缺陷的检测结果图像



(b) 孔洞缺陷的检测结果图像

图 6 采用文献[2]算法进行检测的结果

Fig. 6 The resulting images for defect detection using the arithmetic of Ref[2]

表 1 是对从国内某大型钢铁企业冷轧厂现场采集到的几种缺陷样本进行缺陷检测的检测结果。

表 1 实验结果统计表

Tab. 1 The statistics of experimental results

	缺陷类型				
	氧化色	孔洞	辊印	擦伤	合计
样本数目	160	183	194	902	315
正确识别样本数目	148	170	182	883	311
识别率(%)	92	93	94	99	98.7

从实验结果可以看出,本文算法得到了令人满意的检测结果。

使用 Windows2000 操作系统,赛扬 1.3G CPU, 256M 内存对图 4 所示表面缺陷,用 Matlab7.0 仿真时两种算法所花费的时间如表 2 所示。

表 2 两种算法花费时间对比表

Tab. 2 The results contrast of using different arithmetic

采用算法	检测时间(s)	
	检测图 4(a)	检测图 4(b)
本文	1.71 ~ 1.82	1.71 ~ 1.82
文献[2]	1.12 ~ 1.17	1.95 ~ 1.98

每幅图像两种算法均反复运算,每次运行时间稍有差异。从表 2 可以看出,本文算法所花费的检测时间与图像无关,而文献[2]算法所花费的检测时间随缺陷种类、大小不同而不同。

4 结 论

本文采用了前馈神经网络(FFN)的方法对带钢的表面缺陷进行检测,通过训练网络和使用网络的两个过程,输出最终的检测结果,并和其他算法进行了比较。实验结果证明了其良好的效果,表明了该方法的有效性。

本文讨论的方法同样适合于其他纹理图像的缺陷检测,如皮革、织物等。该检测方法是基于前馈神经网络的,今后可对其他结构类型神经网络的检测方法做进一步的研究。

参考文献(References)

- 1 Chan Chi-ho, Pang Grantham K H. Fabric defect detection by Fourier analysis [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2000, 36(5): 1267 ~ 1276.
- 2 Tsai Du-Ming, Huang Tse-Yun. Automated surface inspection for statistical textures [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(4): 307 ~ 323.
- 3 Kumar, Pang G. Defect detection in textured materials using Gabor filters [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2002, 38(2): 425 ~ 440.
- 4 Kim S, Lee M H, Woo K B. Wavelet analysis to defects detection in weaving processes [J]. IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 1999, 3(11): 1406 ~ 1409.
- 5 Jasper W J, Garnier S J, Potapalli H. Texture characterization and defect detection using adaptive wavelets [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1996, 35(9): 3140 ~ 3149.
- 6 Özdemir S, Erçil A. Markov random fields and karhunen-loève transforms for defect inspection of textile products [J]. IEEE Emerging Technologies and Factory Automation, 1996, 2(4): 697 ~ 703.
- 7 Campbell J G, Fraley C, Murtagh F. Linear flaw detection in woven textiles using model-based clustering [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1999, 30(6): 1425 ~ 1440.
- 8 Mao J, Jain A K. Texture classification and segmentation using multiresolution simultaneous autoregressive models [J]. Pattern Recognition, 1992, 25(14): 173 ~ 188.
- 9 Hagan Martin T, Demuth Howard B, Beale Mark H. Neural Network Design [M]. Translated by Dai Kui, Beijing: China Machine Press, 2003: 239 ~ 243. [Hagan Martin T, Demuth Howard B, Beale Mark H 著. 神经网络设计 [M]. 戴葵译. 北京: 机械工业出版社, 2003: 239 ~ 243.]